

## 基于透视不变二值特征描述子的图像匹配算法

耿利川<sup>1,2</sup>, 苏松志<sup>1,2</sup>, 李绍滋<sup>1,2</sup>

(1. 厦门大学 信息科学与技术学院, 福建 厦门 361005; 2. 福建省仿脑智能系统重点实验室, 福建 厦门 361005)

**摘要:** 针对基于局部特征的图像匹配算法普遍存在对透视变换顽健性差的缺点, 提出了一种新的二值特征描述子 PIBC (perspective invariant binary code), 提高了图像匹配算法的透视变换顽健性。首先, 在提取金字塔图像 FAST 特征点的基础上, 利用 Harris 角点响应值去除非极大值点和边缘响应点; 其次, 通过模拟相机不同视角成像之间的透视变换, 对单个 FAST 特征点生成不同视角变换下图像的二值描述子, 使描述子具备描述不同视角图像中同一特征点的能力。实验结果表明, 算法在提高描述子透视不变性的同时时间复杂度与 SURF 算法近似。

**关键词:** 图像匹配; 二值特征描述子; 透视不变; PIBC

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

## Perspective invariant binary feature descriptor based image matching algorithm

GENG Li-chuan<sup>1,2</sup>, SU Song-zhi<sup>1,2</sup>, LI Shao-zi<sup>1,2</sup>

(1. College of Information Science and Technology, Xiamen University, Xiamen 361005, China;

2. Fujian Key Laboratory of the Brain-like Intelligent Systems, Xiamen 361005, China)

**Abstract:** Current local feature based image matching algorithms are usually less robust to image perspective transformation. Aiming to solve this problem, a new perspective invariant binary code (PIBC) based image matching algorithm is proposed. Firstly, FAST corners are detected on the pyramid images, those corners with non-maximum Harris corner response value and the edge points are further eliminated. And then, by simulating the perspective transformations of images taken from different viewpoints, a single FAST corner is described with binary descriptors under different viewpoint transformations, which makes the descriptor could describe the identical feature point on different perspective transform images. Experimental results show its robustness to image perspective transformation, while its complexity is similar with SURF.

**Key words:** image matching; binary feature descriptor; perspective invariant; PIBC

### 1 引言

图像匹配是摄影测量与计算机视觉中的基本

问题, 是图像融合、图像拼接、三维重建、目标检测与识别等问题的基础步骤<sup>[1]</sup>。Lowe 提出的 SIFT 算法<sup>[2,3]</sup>在尺度不变、旋转不变, 甚至仿射不变上有很

收稿日期: 2014-01-04; 修回日期: 2014-03-19

**基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(61373076, 61202143); 厦门大学中央高校基金资助项目(2013121026, 2011121052); 厦门大学 985 平台建设基金资助项目; 福建省自然科学基金资助项目(2013J05100, 2010J01345, 2011J01367); 厦门市科技重点基金资助项目(3502Z20123017); 高等学校博士学科点专项科研基金资助项目(201101211120024); 深圳市战略性新兴产业发展专项基金资助项目(JCYJ20120614164600201); 湖南省自然科学基金资助项目(12JJ2040); 教育厅科研基金资助项目(09A046)

**Foundation Items:** The National Natrual Science Foundation of China (61373076, 61202143); The Fundamental Research Funds for the Central Universities (2013121026, 2011121052); The 985 Project of Xiamen University; The Natural Science Foundation of Fujian Province (2013J05100, 2010J01345, 2011J01367); The Key Projects Fund of Science and Technology in Xiamen (3502Z20123017); The Research Fund for the Doctoral Program of Higher Education of China (201101211120024); The Special Fund for Developing Shenzhen's Strategic Emerging Industries (JCYJ20120614164600201); The Natural Science Foundation of Hunan Province (12JJ2040); The Research Foundation of Education Committee(09A046)

大的优越性,因此在图像处理领域引起极大关注<sup>[4]</sup>。SIFT描述子虽然具有高度的判别性,但作为128维浮点型特征描述子,其计算和匹配速度都相对较慢,难以满足实时性要求高且存储空间有限的应用,因此提出了许多改进算法。SURF算法<sup>[5,6]</sup>是最成功的改进算法之一,该算法使用积分图像和Harr小波加快计算,实验证明64维浮点型特征描述子即具有良好的识别效果。SURF解决了部分速度问题,但由于该描述子为64维浮点型向量,需要256 byte存储空间,当需要存储海量特征点描述子时,该算法仍然不能满足需求。另一类改进算法是对SIFT描述子进行降维处理,PCA-SIFT算法<sup>[7]</sup>利用主成分分析将SIFT描述子由128维降为36维,在具有相似匹配效果情况下,匹配计算量大大减少,但算法整体效率仍然较低,原因在于该类算法计算高维描述子本身时间消耗较长,对高维描述子进行降维,同样需要一定的时间消耗。Strecha等<sup>[8]</sup>提出的LDAHash算法,通过有监督的方法,获得投影矩阵及阈值,将SIFT描述子投影到更有判别力的二值空间,获得了不错的分类效果,但该方法从训练数据获得的核函数只适合于该类型图像分类或检索,并不适合于图像匹配这种核函数不容易获得的情况。针对SIFT等算法利用线性高斯金字塔进行多尺度分解来提取特征点,但高斯模糊容易造成目标边界模糊和细节丢失的缺点。Alcantarilla等<sup>[9]</sup>采用AOS(additive operator splitting)来进行非线性扩散滤波,构造了稳定的非线性尺度空间,进而在非线性尺度空间提取特征点和描述子,获得了优于SIFT的实验结果。但该算法存在尺度空间构建慢的缺点。Alcantarilla等<sup>[10]</sup>提出了改进的算法A-KAZE,该算法利用FED(fast explicit diffusion)实现非线性尺度空间的快速构建,提高了算法的运行速度。

近年来,通过比较特征点邻域像素灰度值,生成二值特征描述子成为了计算机视觉领域的研究热点。Calonder等<sup>[11]</sup>提出了一种BRIEF特征描述子,其主要思路是在特征点邻域随机选取若干对点,将这些点对应像素的灰度值大小进行对比,根据比较结果生成二进制串作为特征点描述子。二值描述子的特点是空间占用少,匹配速度快。该算法缺点是不具备尺度不变和旋转不变性。针对BRIEF的缺点,Rubee等<sup>[12]</sup>提出了一种ORB算法,特征点的主方向通过计算不变矩得出。ORB算法通过提取FAST角点<sup>[13]</sup>,保留Harris角点响应值最大的 $K$

个点作为特征点,没有进行非极大值抑制,因此存在单个角点具有多个响应的情况。该算法的另一个缺点是利用不变矩计算角点主方向,当不变矩所表示向量的模接近于零时,存在方向给定不稳定的情况。Leutenegger等<sup>[14]</sup>提出了一种旋转且尺度不变的二值特征描述子BRISK,该算法在生成多尺度图像的基础上,提取AGAST<sup>[15]</sup>特征点,使算法具备尺度不变性,BRISK虽然进行了局部非极大值抑制,但没有对边缘响应点进行去除。

上述算法存在的共同缺点是对存在大视角变化的图像匹配顽健性比较差,而在遥感图像特别是无人机遥感图像匹配中,图像普遍存在较大的透视变形。Morel等人<sup>[16]</sup>提出通过模拟图像的多视角仿射变换图像的ASIFT方法,在不同仿射变换图像中提取SIFT描述子来解决透视不变问题,但是通过采样生成多视角的仿射变换图像增加了算法的时间复杂度与内存占有量,其时间复杂度为SIFT算法的7.5倍<sup>[16]</sup>,而且利用仿射变换并不能真实反映存在透视变换图像间的几何关系。针对该缺点,CAI等人<sup>[17]</sup>提出利用透视变换模型取代仿射变换模型的PSIFT算法,通过模拟存在透视变换图像间的透视变换矩阵,提高了算法对透视变形的顽健性,但该算法需要模拟不同视角图像的数目约是ASIFT算法的2倍,其计算复杂度为SIFT算法的13.4倍<sup>[17]</sup>。针对ASIFT存在的仿射采样策略和采样点离散设置等问题,蔡国榕等<sup>[18]</sup>提出了一种基于粒子群优化的图像透视不变特征PSIFT算法。该算法将图像匹配问题转换为透视变换的优化问题,并以粒子群算法为工具,研究了虚拟相机旋转参数搜索空间、适应值函数的合理设定。实验结果表明,该算法能够获得更多的特征匹配对,有效地提高算法对视角变化的顽健性。但该算法同样存在计算复杂度高的问题,其计算复杂度约为SIFT算法的7.7倍<sup>[18]</sup>。

为了弥补上述算法的不足,本文提出了一种基于PIBC(perspective invariant binary code)二值特征描述子的图像匹配算法。创新点主要包含以下两点。

- 1) 针对FAST角点存在边缘响应点和单角点存在多响应的问题,提出利用Harris角点响应值,去除FAST角点中的边缘点与非极大值点。

- 2) 针对当前描述子透视不变性差,而ASIFT与PSIFT算法计算复杂度高的问题,提出通过模拟不同视角的点坐标分布方式,生成单个特征点在不同视角情况下的二值描述子,使匹配算法具备透视不变性。

## 2 算法原理

### 2.1 改进的 FAST 角点

在 SUSAN 方法<sup>[19]</sup>的基础上, Rosten 等<sup>[13]</sup>提出基于分割测试标准的角点检测方法 FAST。在 FAST 特征提出之后, 实时计算机视觉应用中的特征提取性能才有显著改善。目前以其高计算效率、高可重复性成为计算机视觉领域流行的角点检测方法。但 FAST 特征点存在边缘点和单个角点多响应的问题, 针对该问题本文提出通过计算候选角点的 Harris 角点响应值<sup>[20]</sup>, 利用该响应值去除角点中的边缘点及非极大值点的解决方法。Harris 角点响应值计算如下。

1) 利用水平和垂直差分算子对图像进行卷积计算, 求得差分图像  $I_x$ 、 $I_y$ 。

2) 对差分图像高斯滤波后, 计算  $m$  矩阵

$$m = \begin{bmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{bmatrix} \quad (1)$$

3) 利用  $m$  矩阵计算各点的 Harris 角点响应值  $c_{im}$

$$c_{im} = \frac{I_x^2 I_y^2 - (I_x I_y)^2}{I_x^2 + I_y^2} \quad (2)$$

去除  $c_{im}$  值中小于阈值的候选点, 消除边缘点, 阈值通常设为 0.04~0.06, 对剩余候选角点进行邻域非极大值抑制。实验结果如图 1 所示。



图 1 不同方式提取的 FAST 角点分布对比

其中图 1(a)为原始 FAST 角点, 存在大量的边缘响应点和单角点多响应情况; 图 1(b)为经过非极大值后的角点, 消除了多响应情况, 但存在边缘响应点; 图 1(c)为 ORB 算法提取的角点, 无非极大值抑制; 图 1(d)为利用 Harris 角点响应值消除边缘响应和非极大值抑制后的角点。由图 1(d)角点分布情况可以发现本文改进算法不仅可以消除边缘响应点, 而且通过非极大值抑制消除了单角点的多响应点。

本文采用 ORB 算法方式, 以比例因子为 1.2 对图像降采样, 生成 8 层金字塔影像。在金字塔影像上提取特征点, 使算法具备尺度不变性。

### 2.2 测试点坐标多视角透视模拟

本文采用 BRIEF 算法中的测试点生成方式, 随机生成  $l$  对测试点, 通过对比测试点对应像素灰度大小生成描述子。测试点坐标多视角透视模拟的目的是对生成的点坐标进行多视角透视变换, 生成多视角下的测试点坐标。当待匹配图像间存在较大透视变形时, 待匹配图像对应特征点邻域图像块也会产生相应的透视变形, 因此以相同的测试点分布方式生成特征描述子, 不能真实描述相应位置的像素点灰度对比, 这是造成描述子对透视变形顽健性差的基本原因。本文提出对测试点坐标进行相应的透视变换, 使变换后的坐标点分布能够符合透视变换后的对应像素分布。采用变换测试点坐标的方式可以克服 ASIFT 及 PSIFT 算法中模拟大量不同角度变形图像计算量大、内存占用高的缺点。原理如图 2 所示。图 2(a)与图 2(b)为匹配特征点邻域图像块, 图像块之间存在透视变换, 图像块上连线对应位置为测试点坐标。存在透视变换的图像块之间, 如果以相同的测试点分布方式生成二值特征描述子, 测试点对应的像素显然不匹配, 因此应以图 2(c)方式对测试点进行相应的透视变换, 使变换后的测试点对应像素与待匹配图像测试点对应像素一致。

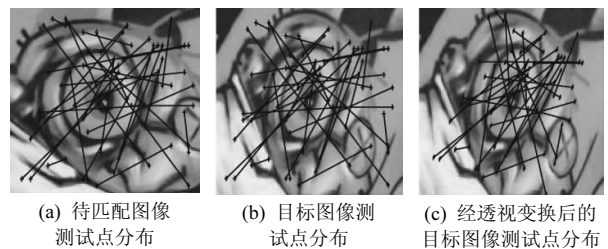


图 2 透视变换图像块测试点分布示意

为模拟不同视角下测试点对应透视变换矩阵, 下面对相机成像模型进行了分析。如图 3 所示, 待

匹配图像被放置在  $XOY$  平面中央。相机投影中心位于  $(X_s, Y_s, Z_s)$ 。根据摄影测量原理,待匹配图像像素坐标  $\mathbf{A}=[X, Y, Z]^T$  及其像点像平面坐标  $\mathbf{a}=[x, y]^T$  之间关系满足共线条件方程<sup>[21]</sup>

$$\begin{cases} x = -f \frac{a_1(X - X_s) + b_1(Y - Y_s) + c_1(Z - Z_s)}{a_3(X - X_s) + b_3(Y - Y_s) + c_3(Z - Z_s)} \\ y = -f \frac{a_2(X - X_s) + b_2(Y - Y_s) + c_2(Z - Z_s)}{a_3(X - X_s) + b_3(Y - Y_s) + c_3(Z - Z_s)} \end{cases} \quad (3)$$

其中,  $f$  为相机焦距,  $\mathbf{R} = \begin{bmatrix} a_1 & b_1 & c_1 \\ a_2 & b_2 & c_2 \\ a_3 & b_3 & c_3 \end{bmatrix}$  为 3 个旋转

矩阵的乘积

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} \cos \omega & 0 & -\sin \omega \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin \omega & 0 & \cos \omega \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \varphi & \sin \varphi \\ 0 & -\sin \varphi & \cos \varphi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \kappa & \sin \kappa & 0 \\ -\sin \kappa & \cos \kappa & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

由于待匹配图像放置在  $XOY$  平面中心,所以  $Z=0$ 。因此式(3)的变换可以表示为

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} -a_1 f & -b_1 f & a_1 f X_s + b_1 f Y_s + c_1 f Z_s \\ -a_2 f & -b_2 f & a_2 f X_s + b_2 f Y_s + c_2 f Z_s \\ a_3 & b_3 & -a_3 X_s - b_3 Y_s - c_3 Z_s \end{bmatrix} \quad (4)$$

式(4)描述了待匹配图像中的像素点齐次坐标  $[X, Y, 1]^T$  与其透视成像像素点齐次坐标  $[x, y, 1]^T$  之间的对应关系。由于本文算法具有旋转不变性,因此只需对  $\varphi$  和  $\kappa$  进行采样。设  $\omega=0$ , 则旋转矩阵可以简化为

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \varphi & \sin \varphi \\ 0 & -\sin \varphi & \cos \varphi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \kappa & \sin \kappa & 0 \\ -\sin \kappa & \cos \kappa & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \kappa & \sin \kappa & 0 \\ -\cos \varphi \sin \kappa & \cos \varphi \cos \kappa & \sin \varphi \\ \sin \varphi \sin \kappa & -\sin \varphi \cos \kappa & \cos \varphi \end{bmatrix} \quad (5)$$

将式(5)代入式(4)可得采样单应矩阵

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} -f \cos \kappa & -f \sin \kappa & 0 \\ f \cos \varphi \sin \kappa & -f \cos \varphi \cos \kappa & 0 \\ \sin \varphi \sin \kappa & -\sin \varphi \cos \kappa & -r \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中,  $r$  为投影中心  $S$  到世界坐标原点  $O$  的距离。通过对  $\mathbf{H}$  中的  $\varphi$  和  $\kappa$  进行离散采样,即可模拟不同

视角下的透视变换矩阵。对  $\varphi$  和  $\kappa$  的采样密度越高,生成的透视变换矩阵越多,算法的透视不变性越好。本文借鉴 ASIFT 的定点采样策略,利用倾角  $t = \sec \varphi$  描述  $\varphi$  的变化,其取值范围为  $t \in \{1, \sqrt{2}, 2, 2\sqrt{2}, 4\}$ ,  $\kappa$  的采样步长为  $\Delta \kappa = 2\pi/5t$ ,  $\kappa \in [0, 2\pi)$ , 采样方式如图 4 所示。

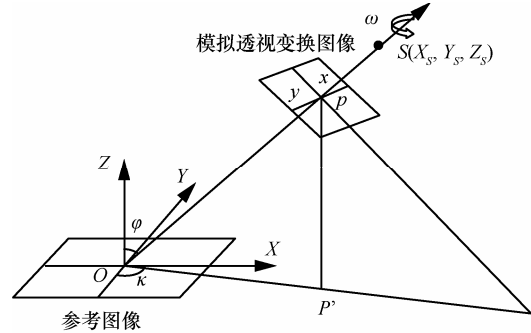


图3 相机透视成像模型

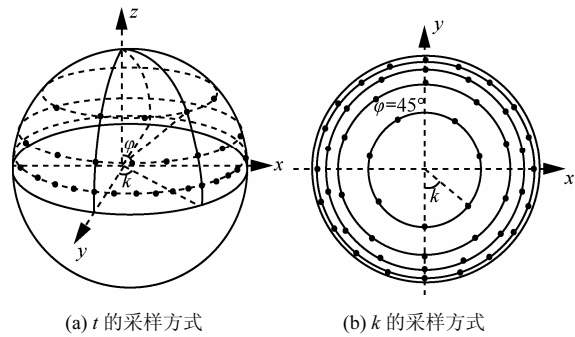


图4  $t$  和  $k$  的采样方式

### 2.3 特征点方向给定

为使特征描述子具备旋转不变性,本文使用了一种简单有效的角点定向方法<sup>[22]</sup>。利用以特征点为中心,  $r$  为半径的圆形区域内所有像素的灰度重心与特征点连线的夹角为每个特征点指定方向参数,本文  $r$  取经验值 9。首先,定义图像不变矩

$$J_{pq} = \sum_{x,y} m^p n^q I(m,n) \quad (7)$$

其中,  $m, n$  为图像像素坐标,  $I(m,n)$  为像素灰度值,根据该公式,圆形区域灰度重心计算如下

$$C = \left( \frac{J_{10}}{J_{00}}, \frac{J_{01}}{J_{00}} \right) \quad (8)$$

连接灰度重心  $C$  与特征点中心  $O$ , 构成向量  $\overline{OC}$ 。特征点方向定义为

$$\theta = \text{atan2}(J_{01}, J_{10}) \quad (9)$$

其中,  $\text{atan2}$  表示给定坐标值的反正切值,  $\overline{OC}$  长度可能近似为零, 使特征点方向出现不稳定的情况, 本文通过对其设定阈值, 去除小于该阈值的角点来保证特征点方向的稳定性。

## 2.4 特征描述子生成

首先随机生成  $l$  对范围在  $[-20, 20]$  之间的平面坐标点, 然后利用  $\tau$  测试生成描述子,  $\tau$  测试定义如下

$$\tau(p; x, y) := \begin{cases} 1: p(x) < p(y) \\ 0: p(x) \geq p(y) \end{cases} \quad (10)$$

其中,  $p(x)$  为图像块  $p$  在  $x$  点  $5 \times 5$  邻域像素的灰度平均值。特征描述子定义成一个长度为  $l$  的二值串

$$f_n(p) := \sum_{1 \leq i \leq l} 2^{i-1} \tau(p; x_i, y_i) \quad (11)$$

二值串的描述方式, 使描述子之间的相似性可以通过计算海明距离来确定, 而海明距离只需通过异或运算或者位操作即可完成, 从而提高描述子的匹配速度。为提高描述子对噪声的顽健性, 须在提取描述子之前对图像进行高斯平滑处理。

为保证描述子的旋转不变性, 对测试点坐标旋转至特征点方向上。首先将  $l$  对测试点的齐次坐标组成以下矩阵

$$L = (x_1, \dots, x_l, y_1, \dots, y_l) \quad (12)$$

定义以  $\theta$  角形成的旋转矩阵

$$R_\theta = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta & 0 \\ \sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (13)$$

由旋转矩阵计算旋转后的测试点对坐标

$$L_\theta = R_\theta L \quad (14)$$

旋转测试点坐标之后, 为满足算法的透视不变性, 需要针对不同视角的透视变形, 计算单应矩阵, 将测试点坐标根据式(15)变换为该透视变换下的坐标

$$L_H = H_{\phi, \kappa} L_\theta \quad (15)$$

经过旋转及透视变换后描述子计算方式如下

$$k_n(p, \theta) := f_n(p) | (x_i, y_i) \in L_H \quad (16)$$

## 2.5 特征点匹配

为了加快算法运算速度, 本文采取双分辨率匹配策略, 首先对原始图像进行  $3 \times 3$  降采样, 在低分辨率图像上匹配之后, 选取匹配结果最好的  $\phi$  角

对应的采样方式, 然后在原始图像上提取特征点进行匹配, 最后利用 RANSAC 算法剔除错配点。本文只对待匹配图像提取多视角描述子, 对参考图像只提取单视角描述子。

## 2.6 算法流程

基于 PIBC 描述子的图像配准流程如下。

输入: 待匹配图像  $I_1, I_2$

输出:  $I_1, I_2$  的  $N$  个匹配点及其坐标

1) 生成金字塔图像, 本文采取比例因子为 1.2 的降采样方式。

2) 设置 FAST 算法参数, 提取图像特征点, 对特征点进行非极大值及边缘点抑制。

3) 根据式(9)计算每个特征点方向, 根据式(14)将测试点坐标旋转至该方向。

4) 根据式(15)计算透视变换后的测试点对坐标, 其中  $f$  取  $3S$ ,  $r$  取  $3S$ , 其中  $S$  为特征点邻域图像块宽度。

5) 对参考图像  $I_1$  提取单视角描述子, 对待匹配图像  $I_2$  提取多视角描述子。

6) 通过计算描述子之间的海明距离匹配特征点, 利用 RANSAC 算法剔除错配点, 显示匹配结果。

## 3 实验与分析

本文实验使用了 3 组图像, 第 1 组图像为 Mikolajczyk 标准数据集<sup>[23]</sup>中含视角变换的 Wall 与 Graf 图像集, 该图像集中的目标为分布在近似同一平面的室外图像; 第 2 组为 Morel\_Yu 数据集<sup>[6]</sup>, 包含 4 组在不同视角拍摄的单个平面目标的室内图像; 第 3 组为厦门大学 IMT 实验室无人机低空遥感系统拍摄的含大视角变换的高分辨率遥感图像组成的数据集 XMU\_UAVImg。本文实验以图像特征点的正确匹配数目为评价指标, 分别与传统匹配算法 SIFT、SURF、BRIEF、ORB、BRISK、KAZE 算法, 以及针对视角变化图像匹配提出的 ASIFT 算法进行了对比。

为保证对比的公平性, 实验通过调整各算法阈值, 每幅图像提取近似相同个数的特征点。由于 ASIFT 算法的基本原理为模拟不同视角的图像, 从不同视角图像中提取 SIFT 特征点进行匹配, 需要提取上万个特征点才能保证有一定的正确匹配数, 因此实验单独给出了本文算法与其结果的对比。BRIEF 算法由于没有特定特征点提取算法, 本文使用 ORB 算法提取的特征点代替。特征点匹配之后, 利用 RANSAC 算法去除错配点。

### 3.1 与传统匹配算法实验结果对比

#### 3.1.1 Mikolajczyk 数据集实验结果

实验选取该数据集中包含视角变换的 (Graf, Wall) 图像集、每组图像包含 6 幅图像, 图像视角变化逐渐变大。图 5 给出了其中的部分图像。在每幅图像上提取  $1000 \pm 10$  个点。将第 1 幅图像与其余 5 幅图像进行匹配, 统计正确匹配结果。表 1 和表 2 给出了各算法的正确匹配结果。由表 1 及表 2 结果对比可以发现, 各算法正确匹配数均随着图像视角逐渐变大而减少。在 Graf 图像集的第 1 对图像匹配结果中, ORB 算法正确匹配数最多, 但是随着视角增大, 从第 2 对图像匹配开始, 本文算法的性能为最好。在视角变化最大的第 5 对图像传统算法失效的情况下, 本文算法仍然有一定数目的匹配结果。BRIEF 算法在第 1 幅与第 4 幅没有正确匹配, 但在视角变化更大的第 1 幅与第 5 幅图像匹配中有 42 对正确匹配, 其原因在于 BRIEF 算法不具备旋转不变性, 第 5 幅图像虽然倾斜角变大但是图像间基本没有旋转, 因此会有一定数目的正确匹配结果, 而第 1 幅与第 4 幅图像之间存在一定的旋转角, 导致 BRIEF 算法没有正确匹配。图 6 给出了本文算法的部分 Graf 图像匹配结果。

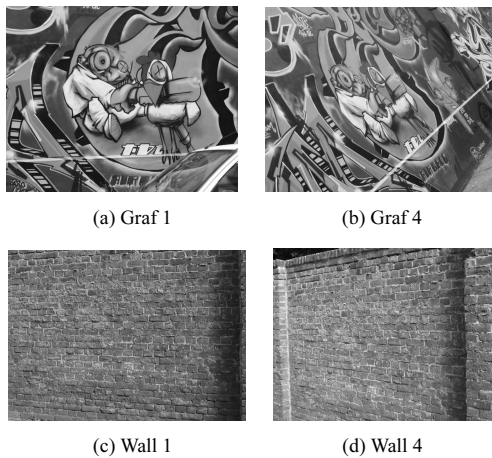


图 5 Mikolajczyk 数据集中的部分图像

表 1 各算法在 Graf 图像集的匹配结果

算法	1 2	1 3	1 4	1 5	1 6
SIFT	499	369	155	0	0
SURF	467	280	34	0	0
ORB	695	435	198	28	0
BRIEF	509	366	0	42	0
BRISK	236	58	18	0	0
KAZE	523	257	67	0	0
PIBC	675	530	384	286	173



(a) Graf 1 与 Graf 4 匹配结果



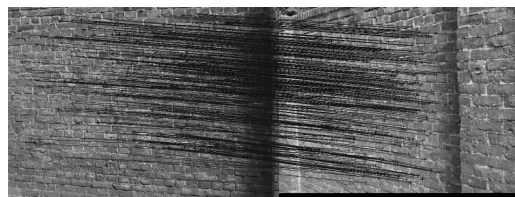
(b) Graf 1 与 Graf 6 匹配结果

图 6 Graf 图像集部分匹配结果

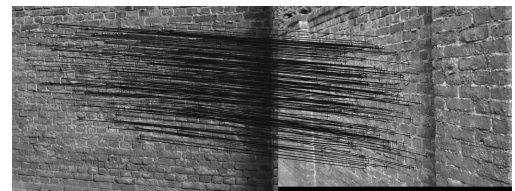
由表 2 可以看出, 当图像间只存在较小倾斜角的情况下, BRIEF 算法在前 2 对图像匹配中, 正确匹配数最多, 但随着角度变大, 本文算法的优势逐渐明显。KAZE 算法相比其他传统算法在前 4 对图像中得到的正确匹配是最多, 但在第 5 对图像中没有得到正确匹配。本文算法在视角变化最大的第 5 对图像, 仍然有 260 对正确匹配结果, 证明了本文算法对视角变化的有效性。图 7 给出了部分 Wall 图像匹配结果。

表 2 各算法在 Wall 图像集的匹配结果

算法	1 2	1 3	1 4	1 5	1 6
SIFT	537	446	296	46	4
SURF	540	416	271	56	5
ORB	518	453	81	20	0
BRIEF	765	695	420	233	25
BRISK	192	156	43	16	0
KAZE	597	559	338	74	0
PIBC	646	585	473	365	260



(a) Wall 1 与 Wall 5 匹配结果



(b) Wall 1 与 Wall 6 匹配结果

图 7 Wall 图像集部分匹配结果

### 3.1.2 Morel\_Yu 数据集实验结果

该数据集在文献[16]中提出,用来测试算法对视角变换的顽健性。数据集中包含 2 类图像数据,一类为以不同倾斜角拍摄的图像,该类图像包含 2 组,每组含 9 幅图像,一组为 painting,倾斜角变化为  $-80^{\circ}\sim 80^{\circ}$ ,图 8(a)和图 8(b)为其中 2 幅图像。一组为 magazine,倾斜角变化为  $0^{\circ}\sim 80^{\circ}$ ,图 8(c)和图 8(d)图像为其中 2 幅图像。另一类图像为倾斜角一定,旋转角度不同,旋转角度变化为  $0^{\circ}\sim 90^{\circ}$ 。该类图像同样包含 2 组图像,每组含 10 幅图像,分别为 tilt\_t2 和 tilt\_t4,图 8(e)~图 8(h)为这 2 组的部分图像,这 2 组图像的区别是倾斜角不同。本实验选取每组图像中的第 1 幅图像与其余图像,按照视角变化程度的大小提取近似相等数目特征点后,依次进行匹配。

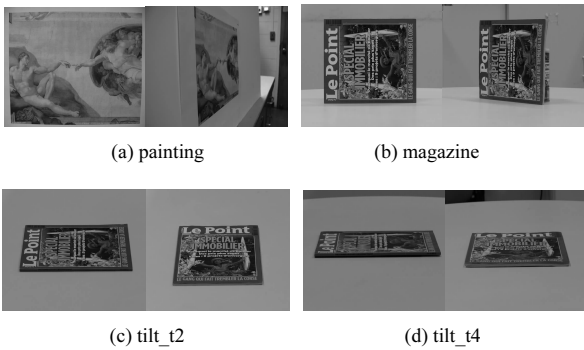
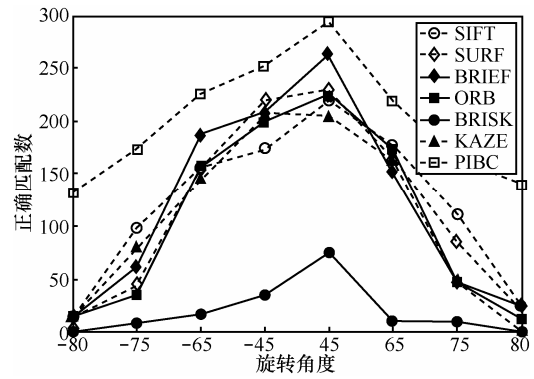
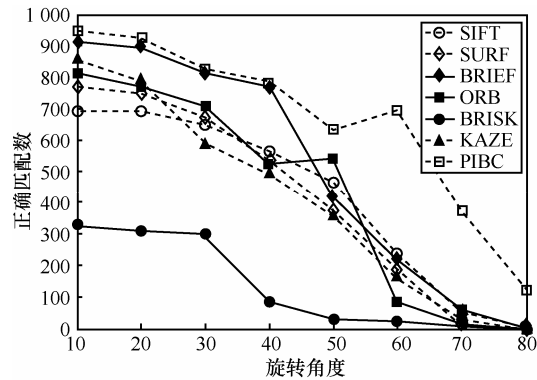


图 8 Morel\_Yu 数据集部分图像

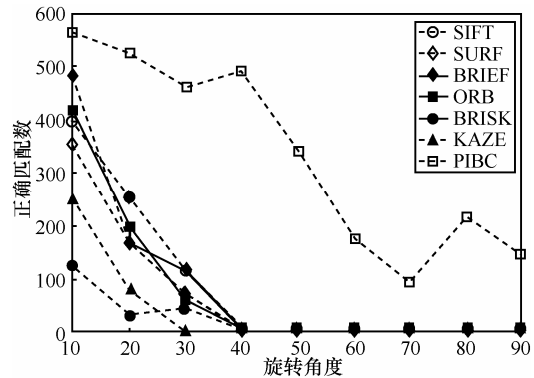
图 9 为各算法在 Morel\_Yu 数据集的正确匹配数变化曲线。由前 2 组正确匹配数曲线可以发现,当图像间只存在一定的倾斜角时,各算法均有一定数目的正确匹配,随着倾斜角变大,正确匹配数逐渐减少,SIFT、SURF、BRIEF、ORB 和 KAZE 算法的性能比较接近,BRISK 算法匹配效果最差,本文算法正确匹配数虽然也随着倾斜角变大而减少,但正确匹配数最多,顽健性最强。其原因在于倾斜角变大,通过离散采样方式对视角的估计将更加困难,只有采用更加稠密的视角采样方式才能够提高匹配正确数,但更加稠密的采集方式会增加算法的时间复杂度。由第 3 组与第 4 组的实验结果可以发现,当图像间存在一定的倾斜角加旋转角度情况下,各算法性能下降明显,超过一定旋转角度的情况下,传统算法基本失效。本文算法性能虽然也有很大程度的下降,但仍然有一定数目的正确匹配。图 10 为本文算法在 Morel-Yu 数据集部分匹配结果。



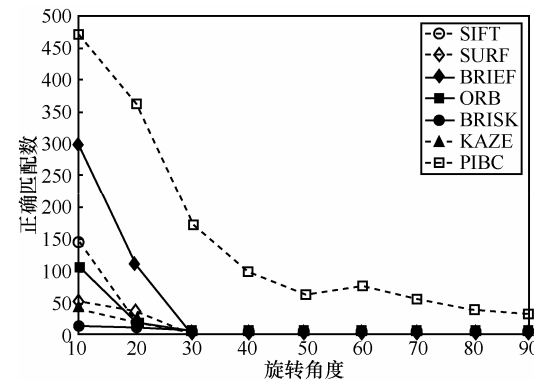
(a) painting 图像匹配结果对比 (每幅图像提取约 400 个特征点)



(b) magazine 图像匹配结果对比 (每幅图像提取约 1000 个特征点)

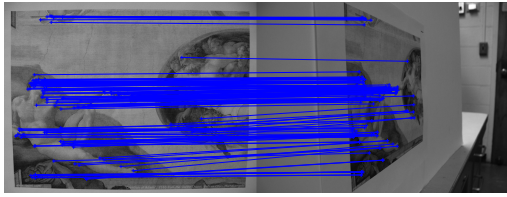


(c) tilt\_t2 图像匹配结果对比 (每幅图像提取约 600 个特征点)

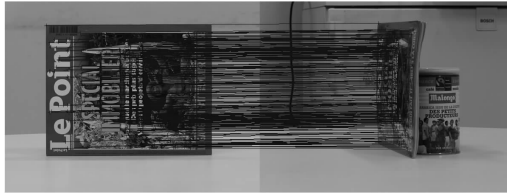


(d) tilt\_t4 图像匹配结果对比 (每幅图像提取约 500 个特征点)

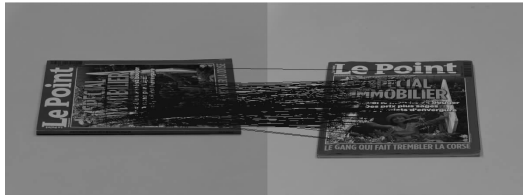
图 9 各算法在 Morel\_Yu 数据集中匹配结果对比



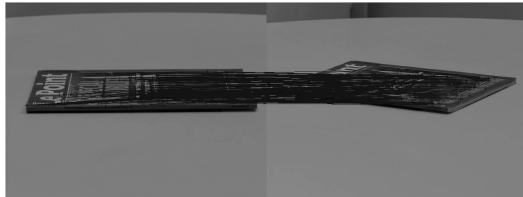
(a) painting 图像集中第 1 幅图像与倾斜角 80°图像匹配结果  
(在 402 对匹配点中有 141 对正确匹配)



(b) magazine 图像集中第 1 幅图像与倾斜角 80°图像匹配结果  
(在 1 003 对匹配点中有 123 对正确匹配)



(c) tilt\_t2 图像集中第 1 幅图像与旋转 90°图像匹配结果  
(在 598 对匹配点中有 143 对正确匹配)

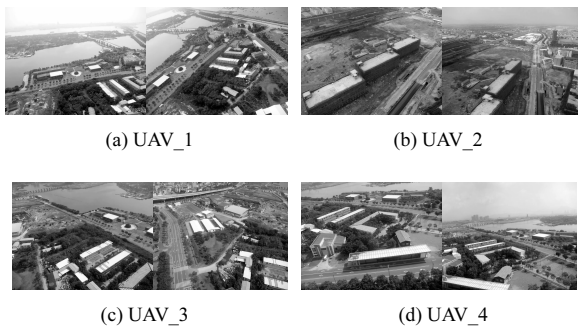


(d) tilt\_t4 图像集中第 1 幅图像与旋转 30°图像匹配结果  
(在 507 对匹配点中有 173 对正确匹配)

图 10 本文算法在 Morel\_Yu 数据集部分匹配结果

### 3.1.3 XMU\_UAVImg 数据集实验结果

XMU\_UAVImg 数据集由 103 对存在大视角变化的无人机遥感图像组成。由于无人机飞行姿态不容易控制，且没有配备专用云台，造成图像间视角变化剧烈。图 11 给出了从该数据集中抽取的 4 对图像。



(a) UAV\_1

(b) UAV\_2

(c) UAV\_3

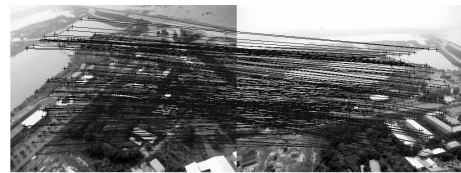
(d) UAV\_4

图 11 XMU\_UAVImg 数据集部分图像

每幅图像提取  $1\,000 \pm 10$  个特征点，表 3 给出了本文算法与 SIFT、SURF、BRIEF、ORB、BRISK、KAZE 算法在这 4 对无人机图像上正确匹配数对比。为提高实验结果的可靠性，实验对该数据集中的所有图像对进行了匹配，表 3 最后一行给出了各算法的平均正确匹配数。图 12 给出了本文算法在 4 对无人机图像上的匹配结果。

表 3 各算法在 XMU\_UAVImg 数据集上的匹配结果

结果	SIFT	SURF	BRIEF	ORB	BRISK	KAZE	PIBC
UAV_1	195	87	0	213	35	65	263
UAV_2	60	61	0	27	23	16	145
UAV_3	92	52	0	73	15	23	182
UAV_4	21	22	8	12	7	0	64
全数据集平均结果	116	64	11	92	33	39	196



(a) UAV\_1



(b) UAV\_2



(c) UAV\_3



(d) UAV\_4

图 12 本文算法在 XMU\_UAVImg 数据集上的匹配结果

由表 3 可以看出，BRIEF 算法由于不具备旋转不变性，因此对视角变换大的低空遥感图像匹配基

本失效。BRISK 和 KAZE 算法虽然也有一定的正确匹配结果, 但相比 SIFT、SURF 和 ORB 算法顽健性要差很多。ORB 算法性能较好的原因在于其使用贪婪算法获取更具判别性的点对分布方式进行灰度对比。本文算法通过透视采样得到的特征描述子由于包含了同一特征点不同视角的描述信息, 因此对视角变化更加顽健, 相比其他算法正确匹配数更多。

### 3.2 与 ASIFT 算法实验结果对比

本组实验将 PIBC 与 ASIFT 算法进行了对比, 表 4 给出各算法在 3 组实验数据集上的正确匹配数与算法提取的特征点总数。通过对比可以发现, 本算法正确匹配数目虽然不及 ASIFT 算法, 但本文算法提取的特征点基数除 tilt\_t4 图像外均不及 ASIFT 算法的 1/25, 所以本文算法在各数据集上的相对准确率, 即正确匹配数与特征点总数之比, 要高于 ASIFT 算法。

表 4 各算法平均正确匹配数与特征点总平均数

数据集	ASIFT 算法	PIBC 算法
Graf	1 699/31 169	410/1 003
Wall	3 789/36 922	465/1 002
magazine	4 134/26 178	662/1 004
painting	7 92/102 82	200/402
tilt_t2	1 078/17 185	334/603
tilt_t4	179/7 608	153/503
XMU_UAVImg	583/34 672	196/1 005

### 3.3 算法复杂度分析

图像匹配时间消耗主要包含 4 部分: 特征点提取、特征点描述、特征点匹配以及匹配点提纯。本文算法在特征点提取部分与 ORB 算法时间消耗近似相等, 本文金字塔图像生成方式与 ORB 算法相同, ORB 算法在计算特征点 Harris 角点响应值后, 对其进行排序保留前  $K$  个特征点。本文算法计算 Harris 角点响应值后, 删除响应值小于阈值的部分点, 对剩余点进行非极大值抑制。在特征点描述部分, 根据实验设置, 待匹配图像单个特征点需要生成 53 个不同视角下的描述子, 参考图像只需生成当前视角下的描述子, 所以特征点描述时间约是 ORB 算法的  $(53+1)/2=27$  倍。特征匹配方面, 本文描述子长度与 ORB 算法描述子长度均为 256 bit, 由于待匹配图像特征描述子个数为原始 53 倍, 所以匹配时间约是 ORB 算法的 53 倍。在 RANSAC 去错配方面, 由于 2 个算法返回匹配点个数近似相

等, 所以本文算法与 ORB 算法去错配时间近似。针对 ORB 算法运行时间的统计结果表明, 2 幅图像特征点提取、描述子生成、特征匹配、RANSAC 的平均时间代价比大约为 7:6:2:1, 因此本文算法与 ORB 算法的总时间复杂度比约为  $\frac{7+6 \times 27+2 \times 53+1}{7+6+2+1} \approx 17.25$ 。该时间比为本文算法

没有进行双分辨率匹配计算出来的理论时间, 通过双分辨率匹配还可以进一步加快本文算法计算速度。ORB 算法在时间效率上比 SIFT 算法提高了 2 个数量级, 比 SURF 算法提高了 1 个数量级<sup>[12]</sup>, 所以本文算法理论上的时间复杂度和 SURF 近似, 但优于 SIFT 算法, 相比 ASIFT 及 PSIFT 算法具有更大的速度优势。

## 4 结束语

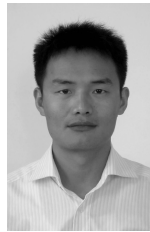
二值型描述子由于具备匹配快速、存储空间占用少的特点, 而逐渐成为计算机视觉领域的研究热点。针对其对视角变化敏感的缺点, 本文提出了一种基于二值描述子且具备一定透视不变性图像匹配算法。算法利用相机成像模型推导出参考图像与不同视角虚拟图像之间的透视变换关系, 生成了一种具备一定透视不变性的 PIBC 特征点描述子。通过 3 组不同类型图像的实验结果表明, 与当前匹配算法相比, 本文算法在保持二值描述子计算快速特点的基础上, 提高了算法对视角变化的顽健性。

### 参考文献:

- [1] 蒋淑静, 黑保琴, 张九星等. 基于 PDE 的自适应各向异性图像配准方法研究[J]. 通信学报, 2013, 34(5):192-199.  
JIANG S J, HEI B Q, ZHANG J X, *et al.* Research on PDE-based adaptive anisotropic image registration[J]. Journal on Communications, 2013, 34(5):192-199.
- [2] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant key points[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [3] LOWE D G. Object recognition from local scale-invariant features[A]. Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision[C]. Kerkyra, Greece, 1999.1150-1157.
- [4] 杨化超, 姚国标, 王永波. 基于 SIFT 的宽基线立体影像密集匹配[J]. 测绘学报, 2011, 40(5):537-543.  
YANG H C YAO G B, WANG Y B. Dense matching for wide base-line stereo images based on SIFT[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2011, 40(5): 537-543.
- [5] BAY H, TUYTELAARS T, VANGOOL L. SURF: speeded up robust features[A]. Proceedings of European Conference on Computer Vision[C]. Graz, Austria, 2006.404-417.

- [6] BAY H E, ESS A, TUYTELAARS T, *et al.* SURF: speeded up robust features[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008,110(3), 346-359.
- [7] KE Y, SUKTHANKAR R. PCA-SIFT: a more distinctive representation for local image descriptors[A]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C]. 2004. 506-513.
- [8] STRECHA C, BRONSTEIN A M, BRONSTEIN M M, *et al.* LDAHash: improved matching with smaller descriptors[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(1): 66-78.
- [9] ALCANTARILLA P F, NUEVO J, BARTOLI A. KAZE features[A]. Proceedings of European Conference on Computer Vision[C]. Springer Berlin Heidelberg, 2012. 214-227.
- [10] ALCANTARILLA P F, NUEVO J, BARTOLI A. Fast explicit diffusion for accelerated features in nonlinear scale spaces[A]. Proceedings of British Machine Vision Conference[C]. Bristol, UK, 2013.1-11.
- [11] CALONDER M, LEPETIT V, STRECHA C, *et al.* Brief: binary robust independent elementary features[A]. Proceedings of European Conference on Computer Vision[C]. Heraklion, Crete, Greece, 2010.1-14.
- [12] RUBLEE E, RABAU D V, KONOLIGE K, *et al.* ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF[A]. Proceedings of International Conference on Computer Vision[C]. 2011.2564-2571.
- [13] ROSTEN E, DRUMMOND T. Fusing points and lines for high performance tracking[A]. Proceedings of International Conference on Computer Vision[C]. 2005.1508-1511.
- [14] LEUTENEGGER S, CHLI M, SIEGWART R Y. BRISK: binary robust invariant scalable keypoints[A]. Proceedings of International Conference on Computer Vision[C]. 2011.2548-2555.
- [15] MAIR E, HAGER G D, BURSCHKA D, *et al.* Adaptive and generic corner detection based on the accelerated segment test [A]. Proceedings of European Conference on Computer Vision[C]. Springer Berlin Heidelberg, 2010.183-196.
- [16] MOREL J M, YU G S. ASIFT: a new framework for fully affine invariant image comparison[J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2009, 2(2): 438-469.
- [17] CAI G, JODOIN P M, LI S, *et al.* Perspective-SIFT: an efficient tool for low-altitude remote sensing image registration[J]. Signal Processing, 2013,93(11).
- [18] 蔡国榕, 李绍滋, 吴云东等. 一种透视不变的图像匹配算法[J]. 自动化学报, 2013, 39(7):1053-1061.  
CAI G R, LI S Z, WU Y D, *et al.* A perspective invariant image matching algorithm[J]. Acta Automatica Sinica, 2013, 39(7): 1053-1061.
- [19] SMITH S M, BRADY J M. SUSAN—a new approach to low level image processing[J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 23(1): 45-78.
- [20] HARRIS C, STEPHENS M. A combined corner and edge detector[A]. Proceedings of Alvey Vision Conference[C]. 1988. 50.
- [21] HASHIMOTO T, TAKAGI M K, KAJIWARE, *et al.* Remote Sensing Note[M]. Japan Association on Remote Sensing, 1999.
- [22] ROSIN P L. Measuring corner properties[J]. Computer Vision and Image Understanding, 1999, 73(2):291-307.
- [23] MIKOLAJCZYK K, SCHMID C. Scale and affine invariant Interest point detectors[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(1): 63-86.

## 作者简介:



耿利川 (1982-), 男, 河北元氏人, 厦门大学博士生, 主要研究方向为遥感图像处理、计算机视觉。



苏松志 (1982-), 男, 福建安溪人, 厦门大学副教授, 主要研究方向为计算机视觉、模式识别。



李绍滋 [通信作者] (1963-), 男, 湖南常德人, 厦门大学教授、博士生导师, 主要研究方向为计算机视觉、图像处理、计算智能。E-mail:szlig@xmu.edu.cn。